

ウェアラブルセンサデバイスを用いた工場作業プロセスの 特徴量抽出と部品オントロジーの一考察

Using Wearable Sensor Device Feature Quantity Extraction and
Consideration of Part Ontology in Factory Work Process

大西 航平*¹ 橋本 一成*¹ 渡部 雅夫*¹ 梅基 宏*¹
Kohei Onishi*¹ Kazunari Hashimoto*¹ Masao Watanabe*¹ Hiroshi Umemoto*¹

*¹富士ゼロックス (株) 研究技術開発本部
Research & Technology Group, Fuji Xerox Co.,Ltd.

We aim to improve the manufacturing process by utilizing the sensor data which the wearable device captured in factory. I use topological data analysis to extract the feature quantity from the sensor data. We propose the approach of collaborating this feature quantity and part ontology.

1. はじめに

1.1 背景

近年, IoT (Internet of Things) の発展によって, 製造現場では効率的な製造システムを目指した「工場のスマート化」が進められている [池澤 16]. IoT の発展した理由として, センシング技術, 情報処理の向上, デバイスの縮小化などの発展により, 導入コストが低下したことが挙げられる. 工場のスマート化の一例として, 製造現場では各種機器からログがリアルタイムに取得されることで, 故障時には現場の状況を本部が即時に把握し対策を打つことで被害を最小限に抑えることができる.

別の側面から製造現場をみると数千人規模の労働者により数百種の職務プロセスが行われている. これらプロセスは機器では検知できない人のフレキシビリティな動作が多く存在する. このようなフレキシビリティな動作をウェアラブルデバイスによってとらえようとする動きを IoH (Internet of Human) やインテリジェント IoT プラットフォームが検討されている. NEDO*¹ では, IoH で取り扱う大量のデータを社会のさまざまな場面で一層活用し, 2030 年の高度 IoT 社会の実現を目指し, 基盤技術の開発を目指したプロジェクトを進めている. 富士ゼロックスも本プロジェクトに参画しており, 製造現場における作業者の行動分析に関する研究を進めており, 作業者が装着したセンサデバイスによるセンシングデータから作業動作を分類することを目指している (図 1).

渡部 [Watanabe 16] は, 複雑なイベントの状態を制御することで, リアルタイムに得られたセンサ情報に意味付けを可能とする方法を提案した. しかし, 意味付けをするにあたり, センサ情報の前処理段階として高速フーリエ変換 (FFT) を使用して得られた特徴量を意味付けている. しかし, 製造現場における作業者の動作は起伏が激しく, 細かい動作の特徴量を判定することには高速フーリエ変換では課題がある. そこで本研究では, Topological Data Analysis (TDA) を用いて, センシングデータから特徴量の抽出が可能であるか検証する. また, センシングデータの特徴量から作業動作を識別するための作業動作オントロジーについて述べる.

1.2 Topological Data Analysis

上記で述べたセンシングデータから特徴量を抽出するために本研究では Topological Data Analysis に着目した. Topological Data Analysis とは, ある点集合データの各点に半径 r の球を定義し, 半径 r の操作をしていくことでホモロジー群を表す. これらを集めたものをパーシステントホモロジー (Persistent homology) といい, 半径を操作していくことで他の点と接して現れる 1 次元の穴の半径の大きさ (発生時間) から穴が消滅するまでの半径の大きさ (消滅時間) が存在したかを 2 次元平面にプロットした図をパーシステント図 (Persistence diagram) と呼ばれるもの表す. 生存時間 (persistence) = 消滅時間 - 発生時間より特徴量の抽出を行い, 位相特性および形状を探索していくものである [Sheehy 13] [瀬山 88] [平岡 13].

例えば, 材料科学分野では, シリカには液体状態とガラス状態の両者の違いを原子配置から規則正しい構造を見つけることは困難であったが, 位相的性質を取り出すことで両違いを得ることができるとして知られている. また, Lee ら [Lee 16] は, 時系列データ (歩く動きやキッチンの動き) などに適用できるか検討しており, ある特定の動きでは, 発生時間と消滅時間の特徴量を観測し, 捕捉された信号の時間変化の性質に関する重要な情報を捉えることができると報告している.

2. 提案

2.1 作業動作オントロジー

我々は, センシングデータから検出した特徴量を部品オントロジーと作業動作オントロジーを関連付けることで, 作業者の動作分類ができると考える. 部品オントロジーとは, 橋本ら [橋本 16] が提案した部品オントロジーで, 製品の機能や構成を表した拡張したものを指す. また, これらの製品に対して, どのように作業したかを判別するために製品に対する作業を体系的に表現した作業動作オントロジーを定義する. センシングデータが付与した作業を作業動作オントロジーと部品オントロジーを紐付けることにより, 作業を意味付けることを目指す.

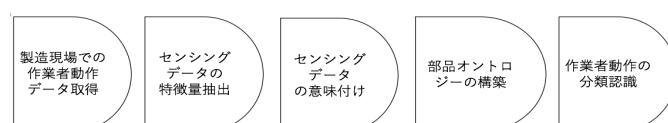


図 1: 作業動作を分類判別するまでの流れ

連絡先: 連絡先: 大西 航平,

富士ゼロックス (株) 研究技術開発本部,

〒 220-8668 神奈川県横浜市みなとみらい 6 丁目 1 番,

E-mail: onishi.kohei@fujixerox.co.jp

*¹ NEDO (<http://www.nedo.go.jp/>)

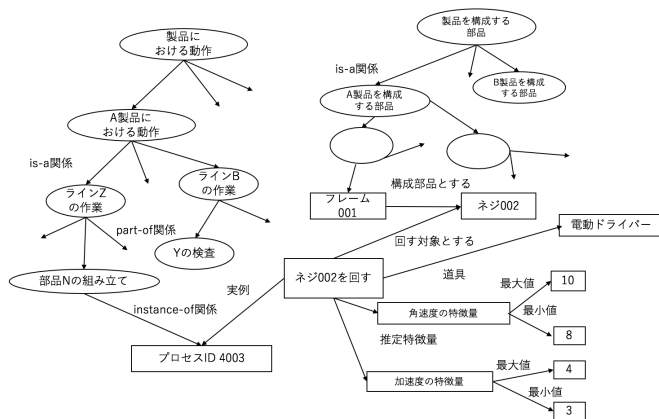


図 2: 作業動作オントロジーの例

す。そのために、作業動作オントロジーの各作業インスタンスは作業を判別するためのセンシングデータの条件をもち、工場における作業をセンシングデータを付与した作業インスタンスで表し、作業インスタンスが上記オントロジーの作業条件を満たすかを SPARQL によって推論する。これまでに述べた作業動作オントロジーのクラス階層、クラス-インスタンス関係の一部を図 2 に示す。例えば、【A 製品における動作】の is-a 関係にある【ライン Z の作業】と定義することで、数多くある製造現場のラインをラインごとに動作分類することができる。また、【ライン Z の作業】の下位には【部品 N の組み立て】があり、instance-of 関係として【プロセス ID4003】と対応付ける。【プロセス ID4003】は、図 3 に示す、動作分類推論処理として SPARQL を使い、作業動作オントロジーの各作業インスタンスのセンシングデータ条件に紐づくのか判別を行う。また、【ネジ 002 を回す】はウェアラブルデバイスの加速度センサと角速度センサといったセンシングデータから得られた特徴量を紐付ける。紐付けは、加速度センサから得られた特徴量（例えば最小値 3 から最大値 4 の範囲にある値（ $3 \leq X \leq 4$ ））と角速度センサから得られた特徴量（例えば最小値 8 から最大値 10 の範囲にある値（ $8 \leq X \leq 10$ ））が AND 関係を満たす場合と条件付けを行う。図 2 の動作分類オントロジーを構築することで、センサデータの特徴量から【ネジ 002 を回す】で定義してある値の範囲ならば、【ライン Z の作業】で【ネジ 002 を回す】動作をしていると分類できると考える。例えば、センシングデータにおける、ある部分でのサンプリング周期を切り出したところ、角速度の特徴量は「8.8」で加速度の特徴量は「3.4」とする。これは、図 3 の動作分類オントロジーの加速度（ $3 \leq X \leq 4$ ）と角速度（ $8 \leq X \leq 10$ ）の AND 条件を満たすため、切り出したセンシングデータは【ライン Z の作業】で【ネジ 002 を回す】と動作していると分類することができる。

2.2 提案手法

本研究の最終目標は、製造現場におけるヒューマンファクターを自動で検出することである。つまり、作業者のウェアラブルデバイスからセンシングデータを渡部が開発した手法をもとにリアルタイムに製造現場全体で作業者の行動把握することである。そのためには、ウェアラブルデバイスから得られた作業動作の特徴量を抽出を行う必要がある。そこで、本実験では、Topological Data Analysis によって特徴量が取れるのか検証するため、一定の連続したセンシングデータを取得できるとしてロボットアームにウェアラブルデバイスを装着し、

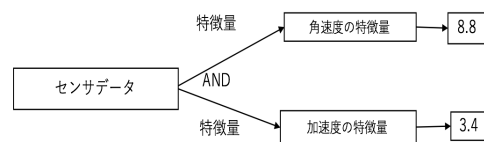


図 3: 動作分類推論処理

動作分類の検証を行う。

3. 実験

本実験では以下のフローで、Topological Data Analysis(TDA) の特徴量を抽出し分析を行った。

- ロボットアームから得られたセンシングデータの抽出。
- ノイズが大きく現れるため平滑化フィルタ。
- Topological Data Analysis から特徴量の抽出。
- 特徴量からクラスタリング。

比較実験として FFT の特徴量を

センシングデータから得られる加速度センサの x 軸, y 軸, z 軸の値をそれぞれ, a_x , a_y , a_z としたとき合成加速度を

$$a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (1)$$

にて算出する。また、角速度センサも同様に x 軸, y 軸, z 軸の値をそれぞれ, ω_x , ω_y , ω_z としたとき合成角速度を

$$\omega = \sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2 + \omega_z^2} \quad (2)$$

として算出し、パワースペクトルの最大値の周波数とした。[浜野 14] [荒井 10][沼 11]。

3.1 実験環境

3.1.1 ウェアラブルデバイスの性能

ウェアラブルデバイスは、渡部の実験と同様のデバイスを使用しており、ストリームデータを意味的にフィルタリングするための CEP システムを実装した。本研究で使用したウェアラブルセンサデバイスを示す。このデバイスは、LAPIS セミコンダクター *2 が HAPIC プロジェクト *3 で開発したもので、3 軸加速度センサ, 3 軸角速度センサ, 地磁気センサ, 気圧センサを感知できる。

3.1.2 ロボットアーム性能

6 自由度のロボットアーム (MG996R サーボモータ× 4, SG90 サーボモータ× 2) を使用した。また、マイコンボードに実装したプログラムによって、実験に適した動作をさせた。

*2 LAPIS Semiconductor Co., Ltd.

(<http://www.lapis-semi.com>)

*3 HAPIC Project, <http://www.coi.titech.ac.jp>

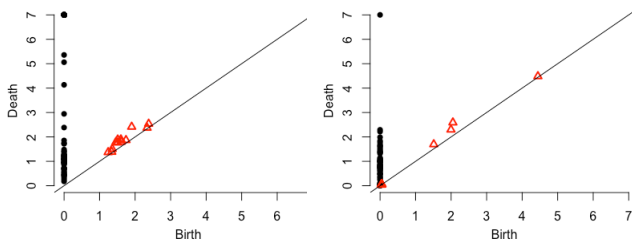


図 4: パーシステント図 (動作 1 角速度センサ)

図 5: パーシステント図 (動作 1 加速度センサ)

3.1.3 ロボットアームの動作の定義

動作 1) ロボットアームの MG996R のサーボモータ 1 個を 50° から 150° までの繰り返し連続動作とする。

動作 2) SG90 のサーボモータ 1 個を 50° から 150° までの繰り返し連続動作とする。

動作 3) 動作 1 とは異なるロボットアームの MG996R のサーボモータ 1 個を 50° から 150° と動作 2 と同様のサーボモータを 50° から 150° 同時に繰り返した連続動作とする。

動作 4) 動作 1 と同様のロボットアームの MG996R のサーボモータ 1 個を 50° から 150° と動作 2 と異なるサーボモータを 50° から 150° 同時に繰り返した連続動作とする。

3.2 実験データ

今回の実験では、ウェアラブルセンサデバイスをロボットアームの先端に装着した。ロボットアームの動作を区別させるため 6 秒/回の動作を 1 試行動作とし、100 回繰り返したセンシングデータを得た。下記の動作条件を用いて検証する。

(実験 1)

- (1-1) 動作 1 の加速度センサと角速度センサの特徴量の比較。
- (1-2) 動作 2 の加速度センサと角速度センサの特徴量の比較。

(実験 2)

- (2-1) 動作 3 と動作 4 での加速度センサの特徴量の比較。
- (2-2) 動作 3 と動作 4 での角速度センサの特徴量の比較。

(実験 3)

- (3-1) 動作 3 の加速度センサと角速度センサの特徴量の比較。
- (3-2) 動作 4 の加速度センサと角速度センサの特徴量の比較。

(実験 4)

- (4-1) 動作 3 と動作 4 での加速度センサの特徴量の比較。
- (4-2) 動作 3 と動作 4 の角速度センサの特徴量の比較。

3.3 結果と考察

実験 1 の条件から得られた一部結果のパーシステント図を示す (図 4, 図 5)。図 4 のパーシステント図の対角線上に近い点はノイズとして、対角線上から離れているものは特徴量として抽出を行った。各実験において TDA と FFT の特徴量のクラスタリングを行い、性能評価として分割表の適合率と再現率から F 値を算出した。各実験とも FFT に比べて TDA に

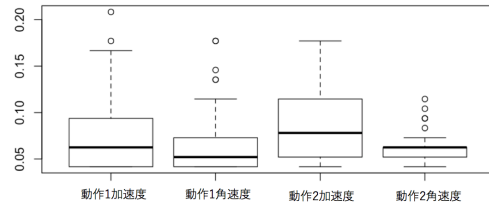


図 6: 実験 1,2 の特徴量の箱ひげ図 (FFT)

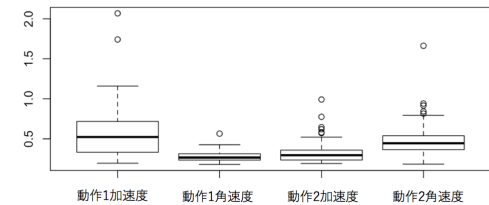


図 7: 実験 1,2 の特徴量の箱ひげ図 (TDA)

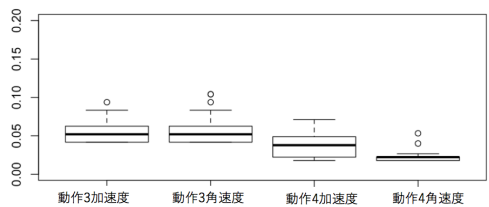


図 8: 実験 3,4 の特徴量の箱ひげ図 (FFT)

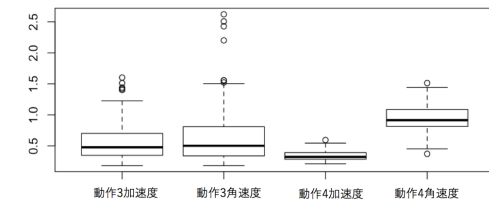


図 9: 実験 3,4 の特徴量の箱ひげ図 (TDA)

より抽出した特徴量をクラスタリングのほうが分類精度の高い値となった (表 1)。例えば、実験 2 の 2-1 において、動作 1 の加速度センサと動作 2 の加速度センサとの異なる動作を分類した結果、従来手法よりも高い精度で動作分類ができた。従来手法よりも精度が高く分類できた理由として、ロボットアームを「6 秒/回の動作を 1 試行」として動作させる条件化であったからと考える。FFT では、繰り返し起こる振動を正弦波に当てはめて周波数を算出していくが、今回の実験では、短時間の動作であるためノイズが多く現れ、特徴量を抽出するためには適していなかったと考える。また、実験 1 から実験 4 までの FFT と TDA の特徴量から箱ひげ図を作成した (図 6, 図 7, 図 8, 図 9)。各動作のセンサ条件においてうまくクラスタリングできなかった TDA と FFT の特徴量は、特徴量のばらつきが大きく、他の動作のセンサ条件の中央値と近いものであったからだと考える。今後は、複雑な動作で長いサンプル期間の条件化で実験を行っていく。また、TDA の精度を上げていくためには、本実験では、得られた時系列データからノイズを取り除くため、基本的な移動平均フィルタを使用した、

表 1: TDA と FFT の実験結果

実験 1		実験 2		実験 3		実験 4	
1 - 1	F値	2 - 1	F値	3 - 1	F値	4 - 1	F値
TDA	0.835	TDA	0.747	TDA	0.693	TDA	0.917
FFT	0.517	FFT	0.610	FFT	0.541	FFT	0.641
1 - 2	F値	2 - 2	F値	3 - 2	F値	4 - 2	F値
TDA	0.756	TDA	0.851	TDA	1.000	TDA	0.839
FFT	0.512	FFT	0.569	FFT	0.658	FFT	0.674

ローパスフィルタやハイパスフィルタなど他のフィルタ検討を行ってく。

4. 結論と今後の課題

今回、作業者の動作分類をするために、作業動作オントロジーをセンシングデータから得られた特徴量とどのように紐付けるのか述べた。今回述べた作業動作オントロジーを構築することで、ある工程のフレームの中に精密基盤あるためネジ回しを手動でしなければならない工程があるとする。作業者が誤って電動ドライバーを使用した場合、作業者のエラーとして検出することができ、どのラインでミスや不良品が多いか作業手順の改善に役立てると考える。将来的には、製造現場で安定した作業手順を提案するシステム構築することで、従来の設備稼働の定量化の面だけでなく、ヒトの作業効率向上、ばらつきの見える化、作業手順の見直しが可能となると考える。

また、TDA の精度を上げるためにウェアラブルデバイスの適切な周波数がどれぐらいが適切であるのか検討する必要がある。今回の実験では、サンプル周期が短かかったため、長いサンプル期間の実験条件やヒトの動きに近づけた複雑な動きから特徴量を抽出することができるのかなど実験条件を変えて検討していく。

参考文献

- [池澤 16] 池澤克哉, 鶴畑清巨, 小田信二, 林俊介: 産業界から見たシステム技術と IoT, 計測と制御,55(4),pp.295-299,2016.
- [Watanabe 16] M.Watanabe: Working Process Quantification in Factory Using Wearable Sensor Device and Ontology-Based Stream Data Processing,ISWC2016.
- [Lee 16] Lee M. Seversky, Shelby Davis, Matthew Berger: The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops, pp. 59-67,2016.
- [橋本 16] 橋本一成: 擦り合わせ型設計開発における部品データの相互運用性改善事例, SIG -SWO-038-05, 2016.
- [Topaz 15] C. M. Topaz, L. Ziegelmeier, and T. Halverson: Topological data analysis of biological aggregation models,PloS one, 10(5), 2015.
- [Sheehy 13] Sheehy,D.R:Linearsize approximations to the VietorisRips filtration,Discrete & Computational Geometry,49(4),pp. 778-796,2013.

[瀬山 88] 瀬山士郎: トポロジー: 柔らかい幾何学, 日本評論社, 1988.

[Wasserman 16] Wasserman, L:Topological Data Analysis,arXiv preprint arXiv:1609.08227,2016.

[平岡 13] 平岡裕章: タンパク質構造とトポロジー, 共立出版株式会社, 2013.

[荒井 10] 荒井健次, 白石陽, 高橋修: ストリームデータの時系列予測のためのセンサデータベースシステム, 分散協調とモバイル (DICOMO 2010) シンポジウム,pp.65-75, 2010.

[浜野 14] 浜野雅史, 新井イスマイル: 加速度センサ・角速度センサを併用したスマートフォンの利用認証手法の提案, 電子情報通信学会技術研究報告,113(495), pp.243-250, 2014.